

基于RFCN的吸烟快速检测算法

王雪 邹懿 黄旭

重庆科技学院 电气工程学院

[摘要]吸烟害人害己,在公共场所吸烟更是一种被明令禁止的行为。本文针对屡禁不止的公共场所吸烟行为,提出了一种基于RFCN目标检测算法的吸烟快速检测算法。该算法通过小波阈值去噪、SLIC超像素分割方法对图像进行预处理,再通过Resnet101网络对图像进行特征提取和分类,最后利用RFCN算法构建目标检测模型,实现对吸烟行为的快速检测。实验结果表明,经由该算法训练出的检测模型可以快速准确的检测到吸烟行为并实时标明香烟位置,精确度和召回率分别为85.75%、87.92%,具备实时快速检测吸烟行为的能力。

[关键词]吸烟行为; RFCN; 快速检测

[DOI] 10.12252/j.issn.2096-627X.2021.11.1174

一、引言

吸烟不仅会对吸烟者的身体健康造成损害,吸烟者产生的二手烟还会危害旁人的身体健康,所以在许多公共场所是明令禁止吸烟的。为此,有关部门还专门起草了《公共场所控制吸烟条例(送审稿)》^[1],明令禁止在所有室内公共场所吸烟。

对于吸烟检测,传统的检测方法多为依赖人工进行检测或烟雾传感器报警^[2]。但此类方法存在许多局限,如在人流量较多或监控的死角等情况下,人工容易漏检;在非室内环境下,烟雾受环境影响,浓度被稀释,不足以引起烟雾传感器的报警,且此类方法效率较为低下,费时费力。随着科技的进步,人们开始采用机器学习、深度学习等方法进行吸烟检测。

对于吸烟行为的检测主要依赖于监控摄像头采集的视频,对视频中的图像进行处理后进行识别。目前用于视频监测的方法主要分为目标检测和行为识别两种^[3]。前者是对视频中的图像进行检测,定位目标位置并判断其类型;后者是对视频中的短时、延续性的行为进行判别。目标检测方法用于实时检测具有实时性、准确性等优点,但单纯的基于图像的目标检测方法受环境因素影响较大。行为识别方法涉及了时间域和空间域,对于视频监控具有更好的识别效果,但该方法还并不成熟,受限因素还未得到有效的解决。

目前针对吸烟检测,已经有许多学者进行研究并取得了不错的效果。潘广贞^[4]等人采用混合高斯模型和帧差法相结合的方法对视频中的吸烟行为进行检测,该方法主要依赖于烟雾的颜色进行区域检测,灵敏度较高,但受环境影响较为明显;程淑红^[5]等人采用一种多任务多分类算法通过对人脸进行检测并定位人嘴部进行检测,精度较高,但在复杂背景下定位效果不尽如人意且仅对嘴部进行检测容易出现漏检的情况;陈睿龙^[6]等人基于YOLO(You Only Look Once)^[7]算法,对特征提取网络进行轻量化处理,在满足实时性的前提下减少了模型计算量,优化了模型结构,但该模型由于数据量不足,多样性不够丰富,所以模型的鲁棒性不强;徐婉晴^[8]等人根据人体骨骼与吸烟动作之间的关系来判定吸烟动作,并采用YOLO V4算法进行烟头识别,在自制数据集上取得较高的准确率,但在受视频或图像的质量影响较大;韩金贵^[9]等人将人脸作为检测区域并

进行烟支粗检,利用Faster RCNN算法对粗检判断有烟支的图像进行进一步检测,相较于原Faster RCNN算法,该算法精度和速度都有所提升,但单纯的以人脸为检测区域忽略了手部持烟等情况,容易漏检;孙召龙^[10]等人使用自制数据集,采用YOLO V5算法对比实验了其四种模型,根据得到的最优权重配比训练出的模型实现了对油田作业现场的吸烟行为实时检测,检测精度和速度能满足实时性要求,但在图像质量偏低的情况下检测效果相对不足。

本文提出一种基于RFCN(Region-based Fully Convolutional Networks)^[11]算法的吸烟行为快速检测算法,通过图像预处理技术对视频流中的图像进行降噪和分割预处理,凸显感兴趣区域(ROI),对烟支存在区域进行初筛,减少对无关区域进行特征提取的计算量,在保证一定检测精度的前提下有效提高对吸烟行为的检测速度。

二、算法原理

(一) 图像去噪

本文算法首先采用小波阈值去噪法对图像进行去噪处理,改善图像质量,影响该去噪法的关键在于阈值函数的选择。阈值函数有软阈值和硬阈值之分,前者是连续的,但会使得图像边缘出现失真的情况;后者为非连续的,但在去噪过程中会产生振荡。为解决上述问题,本文采用了一种改进的小波阈值去噪算法^[12]用于图像去噪,该算法引入调节参数 μ 和以下函数对均方根插值阈值函数进行改进。

$$f(x) = \begin{cases} x \cdot e^{-\frac{1}{x^2}}, & x \neq 0 \\ 0, & x = 0 \end{cases}$$

(2.1.1)

改进的阈值函数为:

$$\hat{\omega}_{j,k} = \begin{cases} \operatorname{sgn}(\omega_{j,k}) \sqrt{\mu \omega_{j,k}^2 + (1-\mu)(|\omega_{j,k}| - T)^2}, & |\omega_{j,k}| \geq T \\ \sqrt{\mu \omega_{j,k}} e^{\frac{1}{T^2 \omega_{j,k}^2}}, & |\omega_{j,k}| < T \end{cases}$$

(2.1.2)

调节参数 μ 的取值区间为 $[0, 1]$,通过实验选取合适的 μ 值即可获得较好的去噪效果。

(二) 图像分割

经过图像去噪后，图像质量有了改善，再通过图像分割算法对图像进行处理，图像分割的目的是凸显ROI，使得后续目标检测算法能更好提取目标特征，加快检测的速度，提高检测的精度。本文采用SLIC (simple linear iterative clustering)^[13,14]算法进行图像分割，该算法在划分像素区域时会按照一定的规则将具有相同特征的像素划分为一个类型，能够达到降维的目的，也有利于后续的特征提取。SLIC算法的步骤为：1) 把RGB图像转化到CIELAB空间，得到像素点的颜色(a,b)、亮度(L)等信息，然后按直角坐标系划分图像，使得每个像素点p都可以用坐标(x,y)表示，如此，便得到了每个像素点的五维矢量 $[L_p, a_p, b_p, x_p, y_p]$ ；2) 然后便是种子点的选取，种子点的个数与超像素个数相同，而超像素个数K则由人为设定，这K个种子点即为初始聚类中心的个数，若图像中有N个像素点，则相邻种子点间的间距为 $s = \sqrt{N/K}$ ；3) SLIC算法是基于k-means聚类算法加以改进的，为了提高聚类效率，加快收敛速度，SLIC算法以种子点为中心，向周围的像素点进行搜寻，不同于k-means算法的全局搜索，SLIC算法将搜寻范围限制在了一个 $2S \times 2S$ 的区域内同时，为了避免选取聚类中心在边缘或为噪声，该算法将初始种子点设置为其所在位置的 3×3 区域内的梯度最小处，梯度的定义为：

$$G(x,y) = [V(x+1,y) - V(x-1,y)]^2 + [V(x,y+1) - V(x,y-1)]^2$$

(2.2.1)；4) 因为图像的尺寸不同会导致像素位置的取值范围产生变化，所以为了平衡坐标和颜色的信息，引入类内最大空间距离 N_s 和最大颜色 N_c 距离对其进行标准化处理， $N_s = S$ ， N_c 通常取为常数10。5) 标准化后对聚类中心进行迭代优化，直到算法收敛。

(三) RFCN目标检测算法

RFCN算法是基于Faster RCNN算法并对其进行改进的一种目标检测算法，该算法将特征提取、候选框生成、检测三部分进行了合并，同时提出了位置敏感得分图 (Position Sensitive Score Map)，使得该算法在保证精度的前提下大幅提高了检测速度，提升了检测模型的综合性能。RFCN检测网络结构如图1所示。

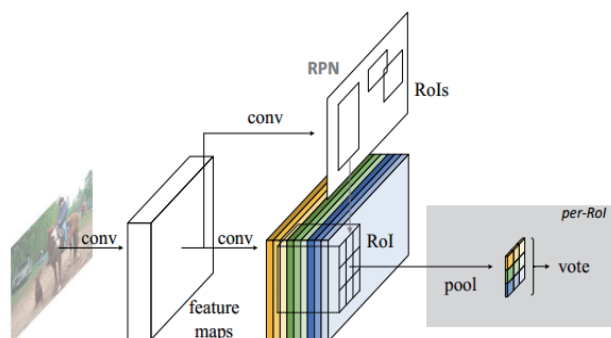


图1 RFCN目标检测网络结构

特征提取模块选用Resnet^[15]网络，由于Resnet网络结构是由各个基本模块堆叠而成，所以可以根据实际需要来设计不同的深度，也可以很方便的将其嵌入目标检测网络中。因

为神经网络具有很好的泛化性，所以可以把训练好的分类模型移植进检测网络，再利用数据集进行二次训练。

RFCN采用RPN网络生成候选区域，这既能利用共享卷积层提高速度，还能使所有模块在一个流程里运作，实现端对端的训练。其工作流程为：首先，由特征提取模块输出共享卷积特征图，利用RPN网络对这些特征图进行接收；然后，在anchor方面，设定 $p \times q$ 个矩形框，其中p为尺度，每个尺度又包含q个宽高比；接着利用第一层对特征图的每个位置进行卷积计算从而得到512维的特征向量；再利用第二层对得到的每一特征向量进行分类和回归计算，最终得到每个anchor所对应的候选框结果信息。

RFCN网络为解决分类的平移不变性和回归的平移可变性问题，提出了位置敏感得分图的思想，通过在卷积网络中加入位置信息，同时在卷积层之后附加一个Position-Sensitive RoI Pooling Layer将这些位置敏感得分图进行收集，从而加快网络的训练和测试速度。RFCN在保留共享卷积部分的同时加入了空间位置编码信息，用以提高检测框的位置精度。具体流程图如图2所示。

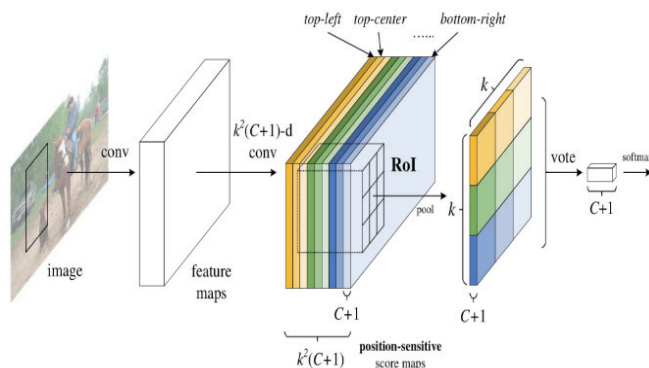


图2 Position-Sensitive RoI Pooling解析

三、实验结果

本文实验采用爬取网络图片及自行拍照采集的图片作为数据集，数据集格式采用VOC2007格式。数据集中吸烟/未吸烟图片共5000张，其中4000张图片用于模型训练，1000张图片作为测试集使用，数据标注采用labelImg作为标注工具，同时将本文算法与Faster RCNN算法进行对比。本次实验具体流程图如图3所示。

在进行图像预处理时，关键参数设置如表1所示：

表1 关键参数设置

参数	设定值
调节参数 μ	$0 \leq \mu \leq 1$
超像素个数 K	120
最大颜色距离 N_c	10
最大迭代次数	10

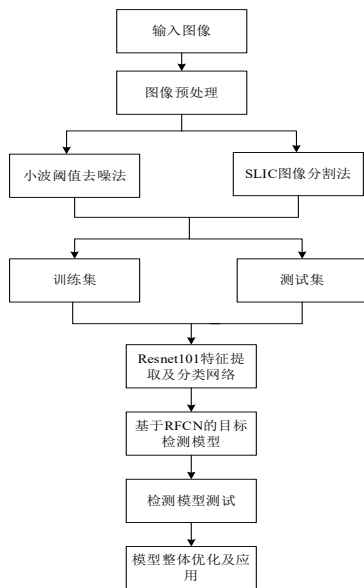


图3 实验总体流程

图像分割效果如图4所示。



图4 SLIC分割结果

可以看到，采用SLIC算法对图像进行分割后，香烟的位置被较完整的分割出来。这为后续的特征提取、分类及检测带来了便利。

采用RFCN目标检测算法进行模型训练，利用测试集对检测模型进行测试，并与Faster RCNN算法进行对比。检测效果如图5、6所示。



原图

Faster RCNN算法

本文算法

图5检测效果图



图6 本文算法实时检测效果图

本文算法与Faster RCNN算法在本数据集上的检测结果对比如表2所示。

表2 不同算法的检测结果

指标	Faster RCNN算法	本文算法
误检率/%	5	1
mAP/%	90.05	91.26
Recall/%	86.12	87.92
Precision/%	83.96	85.75
时间/s	0.32	0.15

从表2可以看出，本文算法相较于Faster RCNN算法在自制数据集上对单张图像的误检率减少了4%，mAP提高了1.21%，召回率提高了1.8%，精确度提高了约2%，因为经过了图像预处理，对烟支区域进行预分割和初筛，减少了后续目标检测待检测区域的数量，所以检测速度提高了两倍左右。

四、总结

本文提出了一种基于RFCN的吸烟快速检测算法，经由该算法训练出的模型对于香烟这一小目标具有较好的检测精度和较快的检测速度。通过小波阈值去噪和SLIC分割方法对图像进行了预处理操作，实现了对烟支存在区域的初筛，提高了后续特征提取及分类的效率，采用RFCN目标检测算法构建检测模型，在保证精度的情况下提高了检测速度。在自制数据集及实际测试中取得了较好的检测效果。但受限于数据集的数量，以及测试环境的影响，本文的模型在人流量较多，遮挡较为严重的情况下还有着许多不足，后续将进一步扩充数据集，增加训练量，并对检测算法进行一定的优化改进，进一步减少漏检率，提升模型在复杂环境下的检测效果。

参考文献：

- [1] 中华人民共和国国家卫生和计划生育委员会. 公共场所控制吸烟条例(送审稿)[J]. 中国实用乡村医生杂志, 2015, (10) : 3-5.
- [2] 何媛,程旭锋,章珊伟,张展硕,李鹏飞,梁静. 家用烟雾报警器设计研究[J]. 机械设计, 2016, 33(09):105-108.
- [3] 潘广贞,元琴,樊彩霞,乔慧芬,王志豪. 基于混合高斯模型和帧差法的吸烟检测算法[J]. 计算机工程与设计, 2015, 36(05):1290-1294+1336.
- [4] 程淑红,马晓菲,张仕军,张丽. 基于多任务分类的

(下转第2264页)

维度思考,并能融入所涉及的情感、文化、科学以及艺术等方面的内容,最后落实到人的内心感受 and 实际体验上。这里结合我自身从事商业空间的室内设计工作经验,粗浅的对“以人为本”商业室内空间设计进行一些简单探讨,希望能起到一定的抛砖引玉的作用,引发广大同仁更深层的思考。

参考文献:

- [1]何庆艳.中国传统色彩及其在新中式风格居室中的运用[J].东南大学学报:哲学社会科学版,2006(S2):147-149.
- [2]郑榕玲.中国传统建筑艺术中的含蓄美[J].装饰,2003(11):43-43.
- [3]王晓燕.新中式建筑所体现的传统空间美学思想[J].城市问题,2012(10):21-24.

[4]单德启.从建筑实践中感知文化自信、文化自觉和文化自强[J].中国勘察设计,2014,0(11):26-30.

[5]刘天执.古典与现代的碰撞——新中式风格在室内设计中的探究[J].艺术与设计:理论版,2018,0(11):50-51.

[6]冯颀军.浅谈室内装饰设计中的中式元素和传统意境表达[J].美术大观,2007(12):99-99.

[7]许林.谈现代室内设计中的中式风格[J].甘肃农业,2005(11):133-133.

[8]白志刚.室内设计中的中国元素[J].艺术教育,2006(3):102-102.

作者简介:杨浩,男,汉族,1976年4月生,大学本科,职工艺美术师,商业空间设计。

(上接第2260页)

烟行为检测[J].计量学报,2020,41(05):538-543.

[5]陈睿龙,罗磊,蔡志平,马文涛.基于深度学习的实时吸烟检测算法[J].计算机科学与探索,2021,15(02):327-337.

[6]Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection[C]// Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, June 27-30, 2016. Washington: IEEE Computer Society, 2016: 779-788.

[7]徐婉晴,王保栋,黄艺美,李金屏.基于人体骨骼关键点的吸烟行为检测算法[J].计算机应用,2021,41(12):3602-3607.

基金项目:重庆科技学院硕士研究生创新计划项目“基

于深度学习的工业现场不规范行为快速检测算法研究”(编号:YKJXC2020417)

重庆科技学院硕士研究生创新计划项目“基于生成对抗网络的焊缝缺陷X射线图像识别方法研究”(编号:YKJXC2020421)

作者简介:

王雪(1971.9-),男,汉,四川自贡人,副教授,研究方向:信号处理、故障诊断;

邹懿(1996.7-),男,汉,重庆人,硕士研究生,资源与环境,研究方向:目标检测、图像处理;

黄旭(1996.12-),男,汉,安徽淮南人,硕士研究生,资源与环境,研究方向:图像处理、目标检测。

(上接第2261页)

发达且具有自身特点,如绘有变体鱼纹和斜三角夹平行线纹的圜底盆、双耳圜底彩陶钵、内彩器、喇叭口盘等。大量品类丰富、色彩鲜艳的陶器,揭示了史前大地湾高度发达的文明;众多或群聚、或分散的各式墓葬和居住遗迹,展现了4000年间原始先民们的社会、经济、生活等状况。

六、垂钓鱼台——河北正定南杨庄遗址(南杨庄类型)

豫北冀南地区的庙底沟文化,以河北正定南杨庄、曲阳钓鱼台、蔚县三关等遗址为代表,也有人称之为钓鱼台类型。从现有资料看,其前身是后岗一期文化,但到了庙底沟文化时期,被纳入到庙底沟文化范围,可视为庙底沟文化向太行山东麓地区传播的一支地方类型。陶器以彩陶为主,彩绘以黑色居多,兼用棕红色;纹饰以植物叶纹变体组织为主,有弧形三角和圆点、半月形、几何形等纹饰,而图案的结构往往是弧形三角两两相向或相背,侧旁、中间或绘直线或无纹,以几个弧形三角或半月形组成的上下左右相称或对顶的纹样也不少。

结语:

随着考古新材料的不断丰富以及考古学研究的不断深入,中国彩陶本土起源及演化发展的脉络已日渐清晰,“中国文化西来说”早已站不住脚,但时代相同又相隔万里的仰韶文化、马家窑文化,中国彩陶与库库特尼——特里波利文化彩陶所呈现出的客观相似性,仍然是非常引人入胜的问题,为探讨早期文化交流和文明起源问题提供了更广阔的视角。

参考文献:

[1]《庙底沟与三里桥》,中国科学院考古研究所,文物出版社,2011年版。

[2]《彩陶中国》,中国社会科学院考古研究所、河南省文物考古研究院、三门峡市文物考古研究所,上海古籍出版社。

[3]《浙川下王岗》,河南省文物研究所、长江流域规划办公室考古队河南分队,文物出版社1989年版。

[4]《郑州大河村》,郑州市文物考古研究所,科学出版社2001年版。

[5]《枣阳雕龙碑》,中国社会科学院考古研究所,科学出版社2006年版。

[6]《秦安大地湾——新石器时代遗址发掘报告》(上、下),甘肃省文物考古研究所,文物出版社2006年版。

[7]《庙底沟时代与“早期中国”》韩建业,《考古》2012年第3期。

[8]《河南汝州洪山庙遗址发掘》袁广阔,《文物》1995年04期。

作者简介:张翼(1987年04月—),性别:女 民族:汉 籍贯:河南卢氏 学历:大学本科 单位名称:三门峡庙底沟博物馆 职称:文博初级 研究方向:文博陈列设计方向。